

Weekly Report

January 2, 2017

1 Work

Gaussian Interpolation

This week, I am mainly writing system for our system. I have implement nearest and gaussian interpolation. Nearest interpolation can be done using voronoi diagram by d3 API, though it is not continuous on the boundary. Gaussian interpolation should be continuous, I don't know if I should normalize the wight because of the irregular distribution of basestation. I use a gaussian grid to calculate the influence of point (x, y) to its neighbors.

Then the value of each pixel on our screen can be computed thought weighted summation the neighbors of point (x, y) . The weight could be easily get by gaussian grid.

$$Z(x, y) = \sum_{(x_i, y_i) \in \{(x_i, y_i) \in R^2: d((x, y), (x_i, y_i)) < r\}} grid(x_i - x, y_i - y) * value(x_i, y_i)$$

Here is the result under different parameter(Fig.1 and Fig.2).

0.000049	0.000599	0.002688	0.004431	0.002688	0.000599	0.000049
0.000599	0.007306	0.032747	0.053990	0.032747	0.007306	0.000599
0.002688	0.032747	0.146762	0.241970	0.146762	0.032747	0.002688
0.004431	0.053990	0.241970	0.398942	0.241970	0.053990	0.004431
0.002688	0.032747	0.146762	0.241970	0.146762	0.032747	0.002688
0.000599	0.007306	0.032747	0.053990	0.032747	0.007306	0.000599
0.000049	0.000599	0.002688	0.004431	0.002688	0.000599	0.000049

Table 1: An example of gaussian grid(x,y), when radius=3 and $\sigma=1$

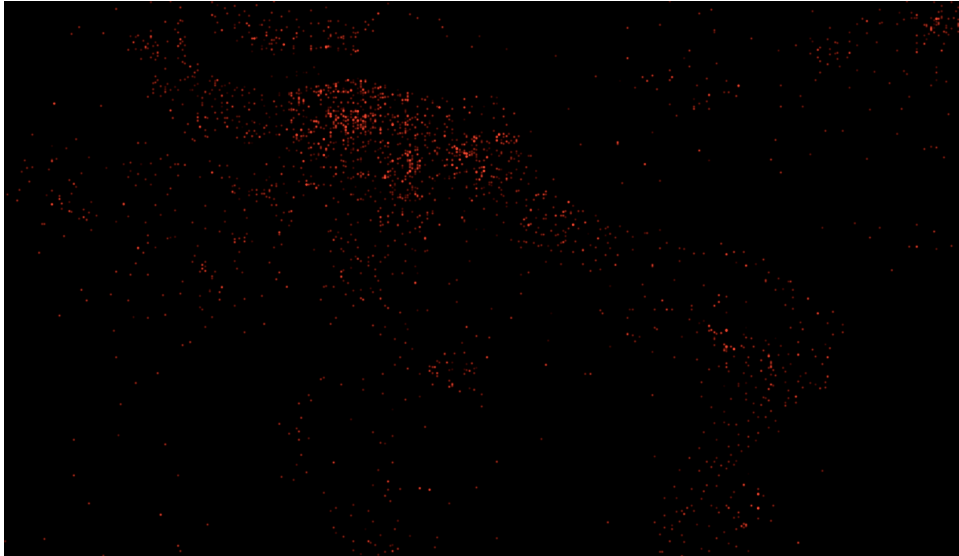


Figure 1: radius=3 and $\sigma^2=1$

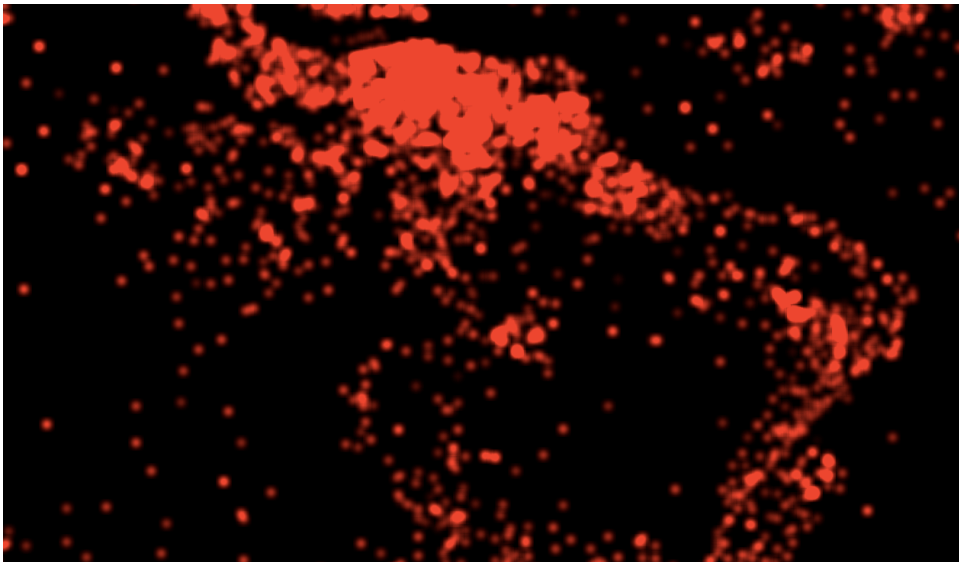


Figure 2: radius=10 and $\sigma^2=25$

2 Plan for next week

- Read some papers about line field.

3 Paper Reading

3.1 Using Topological Analysis to Support Event-Guided Exploration in Urban Data

聚合方法在城市数据分析过程中较为常见，然而也存在着一些问题。如果聚合程度过高，可能导致信息丢失。所以作者采用了拓扑分析的方法检测事件，这种检测方法不仅能够检测出发生频繁的热点事件，而且对于出现频率不高的事件也能检测出来。标量函数将拓扑图中节点的空间属性映射为实数，拓扑持久性计算变量函数极值的地方的函数值，反映了事件的重要程度。

3.2 NameClarifier: A Visual Analytics System for Author Name Disambiguation

为了解决不同文献中的作者重名问题，作者将算法和人的分析能力相结合，提供了Relation View, Temporal View和Group View³，展示了确定作者和歧义作者之间的关系，特别是随时间的兴趣发展，共同作者和发表刊物等。

3.3 Interactive Crowd-Behavior Learning for Surveillance and Training

本文主要是从视频中抽取出人的轨迹，然后给每个人在不同时间点计算一个状态向量， $x = [pvg]$ ，其中p是当前位置，v是速度，g是目标位置。根据这个状态向量可以做移动分割和异常检测。移动分割是把状态向量进行kmeans聚类，向量之间的距离是分别由三个参数决定，从而人的轨迹就可以进行分割。异常检测是说，当局部的状态向量和周围的状态向量都不同时，就可以被当做一个异常。我认为这篇文章的方法可以直接应用到人的轨迹和出租车轨迹中，唯一有一点不同的是，人的轨迹采样率低，同时两个轨迹在同一条道路上都会有双向移动（这一点应该可以通过分割计算出来）。

3.4 Nanocubes for Real-Time Exploration of Spatiotemporal Datasets

Nanocubes是一种数据结构，可以用来高效索引数据⁴，从而达到实施分析的效率。进而，用户可以通过密度图、时间线等可视化方法对数据集进行了可视分析。

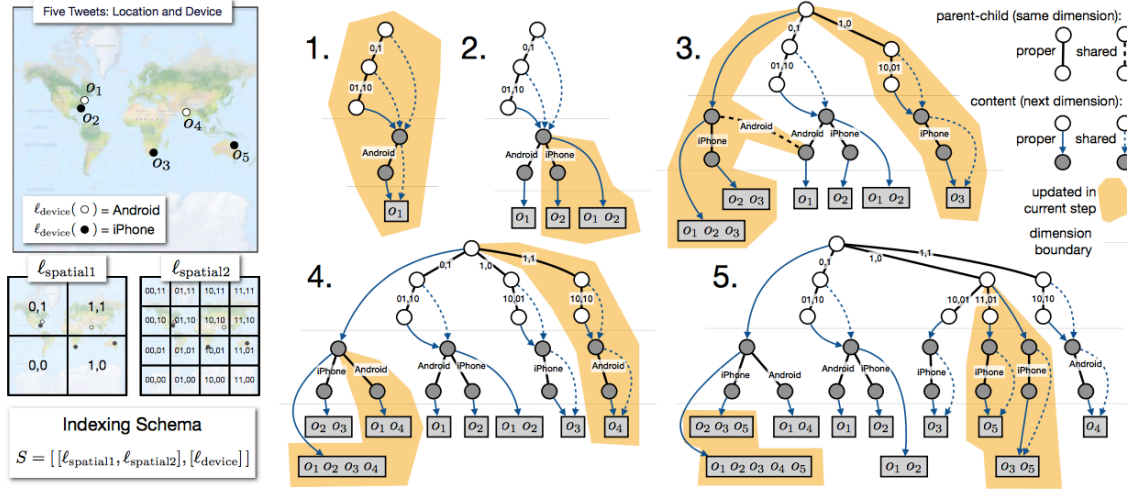


Figure 3:

3.5 Detection of Dynamic Activity Patterns at a Collective Level from Large-Volume Trajectory Data

文章把出租车下客上客作为activity instance5，同时用Poisson distribution 来计算不同地区事件发生的概率作为基础线。那么当activity instance发生数量较多的时候，那么他的概率也比较小，这时候就可以被看做是一个activity hot spots。从而，我们就可以来研究activity hot spots的随时间的变化，预测activity hot spots的产生。

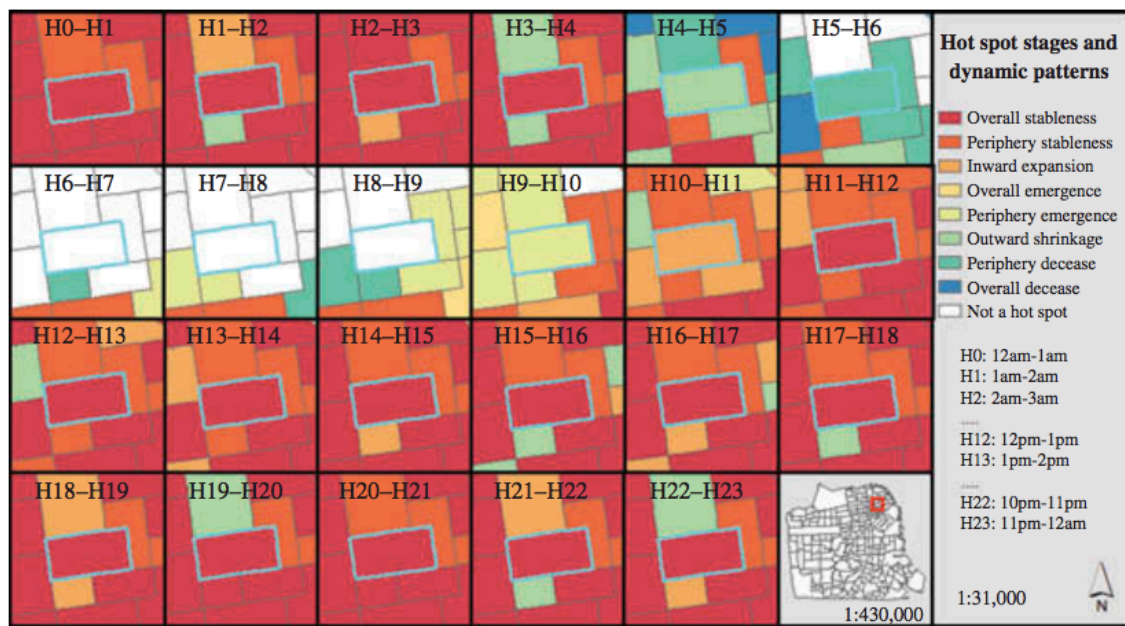


Figure 4: